

### 顔魅力識別のための $l_1$ -SVMを用いた顔画像 の特徴量選択

岸本, 健秀 / KISHIMOTO, Masahide

---

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学研究科編

(巻 / Volume)

65

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2024-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00030740>

# 顔魅力識別のための $\ell_1$ -SVM を用いた顔画像の特徴量選択

Feature Selection of Face Images Using  $\ell_1$ -SVM for Face Attractiveness Discrimination

岸本 健秀

Masahide KISHIMOTO

指導教員 山岸昌夫

法政大学大学院理工学研究科応用情報工学専攻修士課程

Classification methods of facial images utilizing techniques such as Gabor filters and Support Vector Machines (SVMs) have provided insights into the effect of facial features on attractiveness. To further clarify the important facial features related to attractiveness, this study proposes a method for feature selection using  $\ell_1$ -regularized SVM instead of SVM. A numerical experiment demonstrated that sufficient discrimination accuracy for facial attractiveness can be achieved using only a very small number (specifically, 13) of features. Additionally, it was found that the eyes and lips are the most important features, and there is a notable tendency for Gabor filters to be orthogonal to facial regions. These results complement existing findings in cognitive psychology.

**Keywords** : Gabor filter, Face images, L1SVM, OpenFace, Feature selection

## 1 はじめに

人は、他人の顔から個人を判別すると同時に感情、年齢、魅力といった情報を受け取っている。印象評定は、認知心理学ではよく考えられている問題だが、近年発展している統計的分析手法で同様の結果が得られるかどうかは、十分に検討されていない。本質的に人が魅力と思う仕組みを心理学ではなく数値実験によって解明に貢献できる。既存技術として、Gabor フィルターは、特定の角度に並んだ顔の特徴をキャプチャするために使用される [1]。加えて、顔画像において positive type と negative type の主観的印象評価に基づいた分類が顔の概形形状に関する物理的特徴によって正答率 8 割以上で判別が可能という研究報告 [2] もある。特に汎化能力高い統計的学習手法である SVM (Support Vector Machine) などで自動的に分類できるとされる。

しかしながら、具体的に顔のどの部位 (あるいはどのパターンの Gabor フィルター) が魅力に影響するかは、大まかな考察はされているが、近年の統計的な手法で影響を定量的に調べるといった試みは少ない。 $\ell_1$  正則化サポートベクトルマシン ( $\ell_1$ -SVM) は、高次元での変数選択と分類を同時に行い、予測精度で SVM を上回り、より少ない変数でより解釈しやすいモデルを提供することが

報告されている [3]。

本研究では、統計的な特徴選択手法を用いて、魅力について重要度が高い顔の部位と Gabor フィルターのパターンの選択を行い、これまでの研究成果と同様の結果が得られるかを検証する。

## 2 準備

### 2.1 SD 法

主観的な印象を数値化する手法の一つとして SD (Semantic Differential) 法 [4] がある。SD 法は、心理学の部分で多く活用されているものであり、相反する意味を持つ複数の形容詞対に対する評価をもとに、ある対象についての情緒的意味を測定する。収集されたデータに因子分析などの多変量解析を施すことにより、対象の印象を少数の次元にまとめ上げることができる。SD 法で得られたデータの因子分析の結果では、一般的に品の良さなどの主観的価値や好みの印象にかかわる「評価性」、活動性やにぎやかさなど動的印象に関わる「積極性」、力強さや優しさなど印象に関わる「力量性」の 3 因子が安定して得られることが知られている。特に「評価性」では、「好き-嫌い」「良い-悪い」「美しい-醜い」といった対象の価値に関する総合的な評価を表す形容詞対で表現できる [5] とされている。

## 2.2 Gabor 特徴

入力画像  $I$  に対して、2次元の Gabor フィルター [6]

$$g(x, y, \lambda, \varphi) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \exp(2\pi\lambda i(x \cos \varphi + y \sin \varphi))$$

(ここで、 $\lambda$  は周波数、 $\varphi$  は回転を表す) を畳み込むことで得られる

$$G(x, y, \lambda, \varphi) = \sum_u \sum_v I(x, y) g(x - u, y - v, \lambda, \varphi)$$

を Gabor 特徴と呼ぶ。Gabor 特徴は、Gabor フィルターの解像度と方向を変化させたものを畳み込むことで、その特徴点周辺における濃淡情報の周期性と方向性の両方を特徴量として抽出することができる。Gabor フィルターは、哺乳類の脳の初期視覚野の活動をモデル化できると考えられているため、テクスチャをもつ物体を認識するための特徴抽出法に Gabor 特徴が活用されている。

## 2.3 サポートベクタマシン

サポートベクタマシン (SVM)[7] とは、教師あり学習を用いる識別手法の一つである。サポートベクタマシンの基本的な理論を説明するために線形 SVM を紹介し (2.3.1 節)、特徴量選択に用いる  $\ell_1$ -SVM を紹介する (2.3.2 節)。

### 2.3.1 線形サポートベクタマシン

線形サポートベクタマシンでは、各クラスの識別面の最近傍サンプル点であるサポートベクトル間のマージン最大化によって、最適に分離する識別超平面を算出する。クラス A とクラス B に属するデータ  $(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathbb{R}^N \times \{-1, 1\}$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) を考える。ここで、 $y_i = 1$  は  $\mathbf{x}_i$  がクラス A に属しており、 $y_i = -1$  は  $\mathbf{x}_i$  がクラス B に属していることを表している。特徴ベクトル  $\mathbf{x}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) が分布している空間  $\mathbb{R}^N$  を分離する線形識別関数

$$f_{\mathbf{w}, b}: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}: f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}) := \mathbf{w}^\top \mathbf{x} + b \quad (1)$$

を考える。もし全ての特徴ベクトル  $\mathbf{x}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) を適切に分離することができるパラメータ  $(\mathbf{w}, b) \in \mathbb{R}^N \times \mathbb{R}$  が存在するとき、つまり、

$$\left. \begin{aligned} f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}_i) \geq 0 &\Rightarrow y_i = 1 \\ f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}_i) < 0 &\Rightarrow y_i = -1 \end{aligned} \right\} (i = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

が成り立つ際には、データセット  $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^M$  が線形分離可能であるという。

線形分離可能なデータに対して、一般に、適切に分離することができるパラメータは無限に存在する。その中でも、分離性能の観点で望ましいパラメータを選びたい。

具体的には、超平面  $H_{\mathbf{w}, b}^0 := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \mid f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}) = 0\}$  の一番近くにある特徴ベクトル  $\mathbf{x}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) との距離が離れていることが望ましいと考えられる。そこで、2つ超平面  $H_{\mathbf{w}, b}^{-1} := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \mid f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}) = -1\}$ ,  $H_{\mathbf{w}, b}^1 := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \mid f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}) = 1\}$  の間の領域  $H_{\mathbf{w}, b}^{(-1, 1)} := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N \mid -1 < f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}) < 1\}$  に特徴ベクトル  $\mathbf{x}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) が含まれないようにするという条件

$$y_i f_{\mathbf{w}, b}(\mathbf{x}_i) \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (3)$$

つまり、

$$y_i(\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

のもとで、できる限り  $H_{\mathbf{w}, b}^{(-1, 1)}$  の幅が広がるパラメータ  $(\mathbf{w}, b)$  を探す問題を考えよう。このとき、 $H_{\mathbf{w}, b}^{(-1, 1)}$  の幅は  $2/\|\mathbf{w}\|$  で与えられる。そのため、目標となるパラメータは、最適化問題

$$\begin{aligned} &\text{Maximize}_{(\mathbf{w}, b) \in \mathbb{R}^N \times \mathbb{R}} \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \\ &\text{s.t. } y_i(\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, M) \end{aligned} \quad (5)$$

となる。この目的関数  $\frac{1}{\|\mathbf{w}\|}$  は、異なるクラス間の余白の幅を表しておりマージンと呼ばれる。また、この問題の答え  $(\mathbf{w}_*, b_*)$  が求まったとすると、 $H_{\mathbf{w}_*, b_*}^{(-1, 1)}$  と接する特徴ベクトルが少なくとも1つ存在し  $H_{\mathbf{w}_*, b_*}^{-1} \cup H_{\mathbf{w}_*, b_*}^1$  に含まれることになる。この特徴ベクトルのことをサポートベクトルと呼ぶ。サポートベクトルから超平面  $H_{\mathbf{w}_*, b_*}^0$  までの距離は、 $H_{\mathbf{w}_*, b_*}^{(-1, 1)}$  の幅が  $2/\|\mathbf{w}_*\|$  で与えられることから、 $1/\|\mathbf{w}_*\|$  で与えられることになり、解のマージンそのものになる。なお、最適化問題 (5) の典型的な解法は、双対問題へと帰着してラグランジュ未定乗数法によって解く手法である。

### 2.3.2 $\ell_1$ -SVM

$\ell_1$ -ソフトマージンサポートベクタマシン ( $\ell_1$ -SVM)[8] としてよく用いられている以下のヒンジ損失関数と罰則項の重み付き和の最適化問題を考える。

$$\text{Minimize}_{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^N, b \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^M (1 - y_i(\mathbf{x}_i^\top \mathbf{w} + b))_+ + \mu \|\mathbf{w}\|_1 \quad (6)$$

ここで、 $(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathbb{R}^N \times \{-1, 1\}$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ ) は訓練データセット、 $\mathbf{w}$  と  $b$  は判別分離超平面のパラメータであり、

$$(\cdot)_+ : \mathbb{R} \rightarrow [0, \infty): r \mapsto \begin{cases} r & \text{if } r \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

であり,  $l_1$  ノルム

$$\|\cdot\|_1 : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R} : \mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T \mapsto \sum_{j=1}^N |w_j|$$

は, 学習結果の  $\mathbf{w}$  のスパース性を強調する罰則項である.  $\mu > 0$  は罰則項とヒンジ損失関数のバランスを決定するパラメータであり,  $\mu > 0$  が大きければ大きいほど学習結果の  $\mathbf{w}$  のスパース性が強調される (つまり, 成分の多くがほぼ 0 となることが期待できる). 学習結果の  $\mathbf{w}$  に残った非 0 成分を重要度の高い特徴量として本研究では位置付ける.

### 3 提案手法

本研究では, 顔画像の魅力において重要な部位を主観が入りにくい統計的手法により選択した際に, 既存研究の結果と合致するかどうかを検証することを目的とし, 以下の手順で実験を行った.

- (i) 顔画像セットについて, 主観評定実験によるラベル付け
- (ii) 顔画像セットの各画像に対して OpenFace\*<sup>1</sup> [9] でランドマークを設定, 各画像の Gabor 特徴量のランドマークの位置に対応する値を並べて特徴ベクトルを作成. 特徴ベクトルと (i) のラベルを集めてデータセットを作成
- (iii) (ii) で作成したデータセットに対して  $l_1$ -SVM を適用し, 判別精度を保ちながら,  $\mathbf{w}$  の非ゼロ成分数が少なくなるまで適用し, 顔の魅力について重要度が高い特徴量を選択

#### 3.1 主観評定実験によるラベル設定

web 上より収集した 10 代から 30 代の 77 名の女性アイドル及び女性声優の顔画像を用意し, 法政学生 121 人に 77 枚から 4 グループにピックアップし, 表 1 の形容詞対 10 個からそれぞれ 7 段階で評価してもらった. また, 本研究では, 人の印象や魅力に関わる「評価性」に着目した識別実験を行うので, 形容詞対については, 評価性の因子寄与率が高くなると予想されるものを使用した.

主観評定実験において得られた結果について, 各画像の評定平均値を算出し, 統計分析のソフトである HAD[10] を用いて因子分析した結果を表 2 に示す. この結果より, 3 つの因子でも特に「評価性」に強く寄与した形容詞対とその因子得点が算出できていることが分

\*<sup>1</sup> OpenFace は, 表情分析用のアプリケーションであり, 表情上に付与された 68 個の特徴点 (ランドマーク) の座標や, 顔の向き, Action Unit(AU) と呼ばれる表情運動要素, 画像上の人物の視線などを取得することが出来る.

表 1 形容詞対

魅力的な	魅力的でない
外交的な	内向的な
目立ちやすい	目立ちにくい
品がある	品がない
優秀な	無能な
好き	嫌い
明るい	暗い
若々しい	老けている
美しい	醜い
親しみやすい	親しみにくい

表 2 因子分析結果 (因子負荷量)

	評価性	積極的	力量性
品がある—品がない	<b>1.046</b>	-.195	-.039
優秀な—無能な	<b>.979</b>	-.176	.045
美しい—醜い	<b>.965</b>	.029	.117
好き—嫌い	<b>.883</b>	.117	-.115
魅力的な—魅力的でない	<b>.875</b>	.158	.003
若々しい—老けている	<b>.544</b>	.407	-.174
外交的か—内向的か	-.201	1.080	-.072
明るい—暗い	-.079	.980	-.111
目立ちやすい—目立ちにくい	.235	.792	.280
親しみやすい—親しみにくい	.051	.739	-.525

かる. 評価性に寄った形容詞対 (表 2 における評価性の因子負荷量が太字の形容詞対)6 つを選び, 形容詞対の評定値から k-means 法を用いて 2 つのクラスターに分け属するクラスターに寄ってラベルを決定した.

#### 3.2 顔画像セットからの特徴ベクトルの作成

顔画像セットの顔画像 77 枚について OpenFace で 68 点のランドマークのピクセル位置を算出した. 本研究で使用した 68 個のランドマーク座標及び, OpenFace を顔画像に適用させた例を図 1, 図 2 に示す.

顔画像セットの顔画像 77 枚のそれぞれについて, 周波数 ( $\lambda$ ) を 9Hz, 15Hz, 23Hz, 35Hz, 角度 ( $\varphi$ ) を 0 度, 45 度, 90 度, 135 度の計 16( $4 \times 4$ ) パターンで特徴量を算出した. これにより各顔画像に対して同サイズの 16 枚の Gabor 特徴量画像が得られた. 図 3 に Gabor フィルターの出力結果の例を示す.

各顔画像について, ランドマーク 68 点のピクセル位置と同じピクセル位置の Gabor 特徴量画像の画素値 (つまり, Gabor 特徴量の値) を取り出し並べたものを特徴ベクトルとする. ランドマークが 68 点であり Gabor 特徴量画像は 16 パターンであるため, 68 点  $\times$  16 パターンで 1088 次元となることに注意されたい.

以上により, 顔画像セットの 77 枚の顔画像に対して特徴ベクトルとラベルの組を集めたもの  $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^{77} \subset$

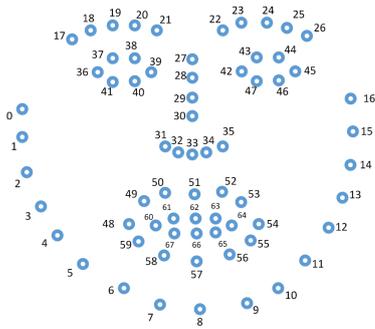


図1 OpenFace ランドマーク 68 点

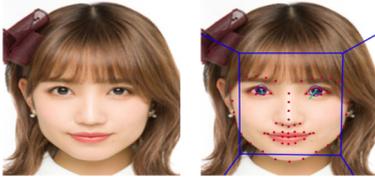


図2 OpenFace を顔画像に適用させた例

$\mathbb{R}^{1088} \times \{-1, 1\}$  をデータセットとして用いた.

### 3.3 $l_1$ -SVM を用いた特徴量選択

3.2 節のデータセットを対象として  $l_1$ -SVM を適用する. 閾値  $\tau > 0$  を変化させて以下の手続きを行い, 良好な結果とそれが得られる閾値  $\tau$  を探索した.

- (i) **(特徴量選択)**  $l_1$ -SVM の学習を行う. 結果の  $\mathbf{w}$  の成分の内, 絶対値が閾値  $\tau > 0$  以上となっている成分が選択された特徴量だと考える. その後,
- (ii) **(再学習)** 選択された特徴量のみを用いて SVM でパラメータの再学習を行って最終的な超平面のパラメータ  $(\tilde{\mathbf{w}}_*, \tilde{b}_*)$  を得る

$\tilde{\mathbf{w}}_*$  の次元ができるだけ小さく, かつ誤サンプルが 0 (正解率が 100%) になるまで繰り返し調整した.

## 4 実験と考察

3.3 節の  $l_1$ -SVM を用いた特徴量選択の結果, 閾値  $\tau = 0.075$  の場合に誤サンプルが 0 となり, 選択された特徴量が 13 個となった. 結果を図 4 に示す.

図 4 の結果 (残った 13 個の特徴) を  $\mathbf{w}$  の重みの適切な場所に配置したものを  $\hat{\mathbf{w}}_*$  とし, 対応する Gabor フィルターのパターン, OpenFace の座標番号, 実際の顔の部位, Gabor パターンの特徴, エッジ傾向を表 3 に示す.

### 4.1 顔の重要特徴点について

図 4 は, 「眉間を含む目の周り」と「上唇」が顔の魅力に関する重要なパーツであると示唆している. 前者のパーツは, 先行研究 [11] においても「全体として, 目と眉の領域が重要なパーツであること, 輪郭は内部特徴

の魅力が高い場合には全体の魅力に影響を与えること, などが示唆された。」と報告されており, 今回の実験は, 異なるアプローチを介しても当該パーツの重要性が示唆されることを明らかにしている. 一方で, 今回の実験では, 上唇の重要性も示唆されている. 高橋氏 [12] によれば, 「口の魅力は長時間提示のとき真顔・笑顔いずれにおいても顔全体の魅力に影響を及ぼす一方で, 短時間提示の場合は, 笑顔のときのみ顔全体の魅力に影響を及ぼすことが示唆された。」とあり, 光廣氏 [13] らの研究においても, 「顔全体の美しさに主たる影響を与えるパーツは目であるのに対し, 好ましさと魅力には目と口が影響することが示された。」とあるので, 元データの顔画像群のほとんどが笑顔であったことから口唇も顔の魅力判別において重要度が高いパーツであると考えられる.

### 4.2 対応する Gabor フィルターのパターンについて

Gabor 特徴パターンについては, 重要度が高い 13 点の内, 該当する顔の部位パーツの輪郭に直交するような角度のパターンになっているものが多かった. これは, エッジがフィルタの波形の方向と垂直になるときに最も顕著性が高くなるため [14] だと考えられる.

## 5 まとめ

$l_1$ -SVM による特徴選択により, 顔の魅力に重要な特徴量が 13 点得られ, その多くが目と唇のランドマークであった. Gabor フィルターについては, 顔の部位に対して直交するようなエッジ傾向が見られた. 今後の展望として, 性別や年齢さらには人種に囚われずに学習データを構築し, 特徴量選択を行うことで, 顔の魅力に対する普遍的な知見を明らかにすることが考えられる.

## 謝辞

本研究を進めるにあたり, 協力して頂いた研究室の皆様, ヒューマンインターフェースの講義受講生につきましては, この場を借りて心より感謝・お礼申し上げます.

さらに本研究を行うにあたり度重なるご指導をいただいた赤松茂先生並びに指導を引継いでくださった山岸昌夫先生に深くお礼申し上げます.

## 参考文献

- [1] T. Abhishree, J. Latha, K. Manikantan, and S. Ramachandran, “Face recognition using gabor filter based feature extraction with anisotropic diffusion as a pre-processing technique,” *Science Direct*, vol. 45, pp. 312–321, 2015.

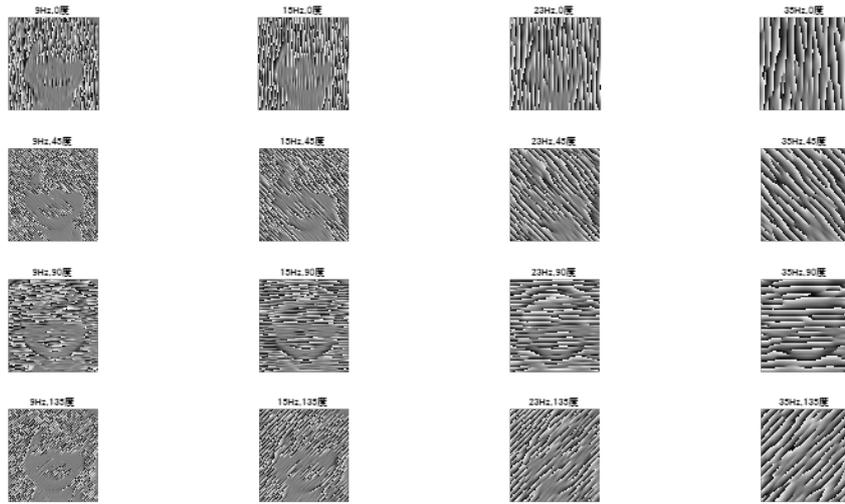


図3 Gabor フィルターの出力結果例

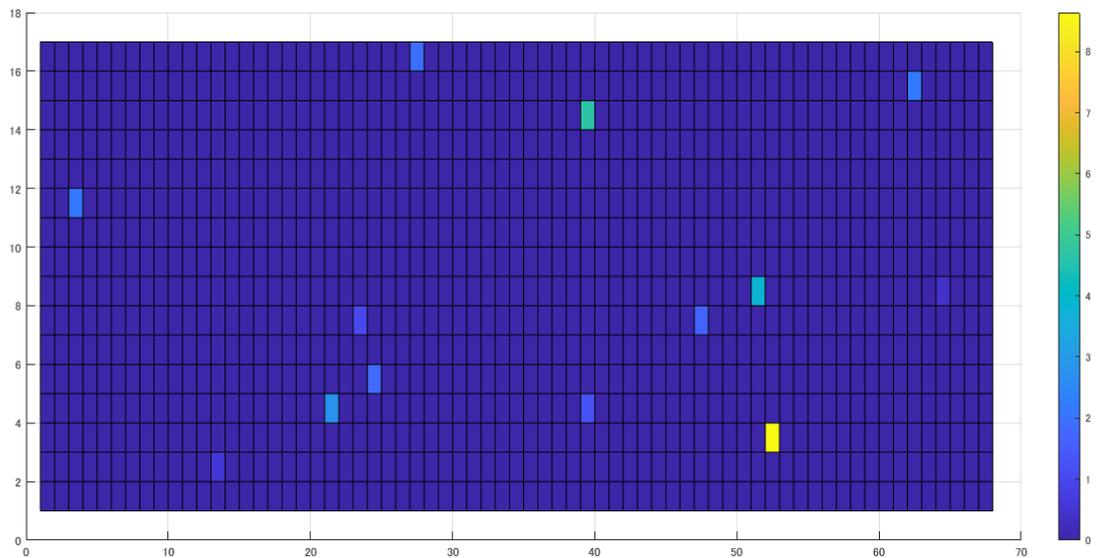


図4 最終的なパラメータ  $\hat{\mathbf{w}}_*$  の強調表示.  $\hat{\mathbf{w}}_*$  は、選択された特徴の次元 (13 次元) のベクトルであるが、各成分とランドマークの座標番号や Gabor フィルターのパターンとの関係を明確にするためその成分を  $16 \times 68$  の行列に適切に配置し表示している. 横軸はランドマークの座標番号であり、縦軸は Gabor フィルターのパターンに対応した番号である.

- [2] 田村滋基, 杉浦彰彦, 米村恵一, “顔の物理的特徴による顔タイプ自動判別手法,” 電子情報通信学会論文誌 A, vol. 11, pp. 718–724, 2009.
- [3] T. Zhao and H. Liu, “Sparse additive machin,” *Proceedings of the Fifteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, 2012.
- [4] 伊師華江, 作田由衣子, 中原幸枝, “印象変換ベクト

ル法による顔の高次印象合成法の心理学的評価,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 106, pp. 7–12, 2007.

- [5] 片平建史, 武藤和仁, 橋本翔, 飛谷謙介, 長田典子, “SD 法を用いた感性の測定における評価の階層性 – EPA 構造の評価性因子の多義性に注目して –,” 日本感性工学会論文誌, vol. 17, no. 4, pp. 453–463, 2018.

表 3 顔の重要部位 13 点の詳細

対応パターン	座標番号	$\hat{w}_*$	部位	パターンの特徴	エッジ傾向
9Hz,135 度	52	8.64	上口唇結節の左	右斜め方向の細目	直交
35Hz,90 度	39	4.66	右目の目頭	横方向のやや粗目	直交
23Hz,0 度	51	3.78	上口唇結節	縦方向のやや細目	直交
15Hz,0 度	21	2.75	右眉の内側	縦方向のやや細目	直交
23Hz,135 度	3	2.13	右の頬骨	右斜め方向のやや粗目	直交
35Hz,135 度	62	2.13	上口唇結節の下	右斜め方向の粗目	直交
9Hz,0 度	28	1.93	鼻の眉間	縦方向の細目	平行
15Hz,45 度	24	1.85	左眉の内側	左斜め方向のやや細目	直交
15Hz,135 度	47	1.66	左目の目頭側の涙袋	右斜め方向のやや細目	直交
15Hz,0 度	39	1.25	右目の目頭	縦方向のやや細目	直交
15Hz,135 度	23	1.04	左眉の内側	右斜め方向のやや細目	直交
9Hz,90 度	13	0.57	左の頬骨	横方向の細目	直交
23Hz,0 度	64	0.43	左口角	縦方向のやや粗目	平行

- [6] デジタル画像処理編集委員会, デジタル画像処理 [改訂第二版], 479pp., 2020.
- [7] 栗田多喜夫, “サポートベクターマシン入門,” *Neuroscience Research Institute*, 2003.
- [8] M. Blondel, 関和広, 上原邦昭, “L1 正則化によるスパース性の制約を用いた非線形分類器の学習,” *人工知能学会論文誌*, 2012.
- [9] T. Baltrušaitis, P. Robinsonand, and L.-P. Morency, “OpenFace: An open source facial behavior analysis toolkit,” *2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 2016.
- [10] 清水裕士, “フリーの統計分析ソフト HAD: 機能の紹介と統計学習・教育,” *Journal of Media, Information and Communication*, vol. 1, pp. 59–73, 2016.
- [11] 加藤隆, 阿磨大介, 森岡久美子, 赤松茂, “顔の魅力度判断におけるパーツの魅力の影響,” *電子情報通信学会技術研究報告*, vol. 97, no. 559, pp. 17–22, 1998.
- [12] 高橋温志, 笑顔の魅力評定における顔パーツ情報の統合と時間経過が与える影響の検討. 博士論文, 早稲田大学基幹理工学部表現工学科, 2017.
- [13] 光廣可奈子, 渡邊伸行, 北岡明佳, 顔全体および顔部位の美しさ・好ましさ・魅力の違い—刺激提示時間を要因とした分析—. 博士論文, 立命館大学 OIC 総合研究機構, 2023.
- [14] J. R. Movellan, “Tutorial on Gabor filters,” *Open source document*, 2002.